6П

УДК 004.896, 004.386

Г.А. Прокопович
Объединённый институт проблем информатики НАН Беларуси, г. Минск
Республика Беларусь, 220012, г. Минск, ул. Сурганова, д. 6

Бионическая структура иерархической распределённой системы управления автономными мобильными роботами

R.A. Prakapovich
United Institute of Informatics Problems of NAS of Belarus, c. Minsk
Republic of Belarus, 220012, c. Minsk, Surganov str., 6

Bionic Architecture of the Hierarchical Distributed Control System for Autonomous Mobile Robots

Г.А. Прокопович
Об'єднаний інститут проблем інформатики, м. Мінськ
Республіка Білорусь, 220012, м. Мінськ, вул. Сарганова 6

Біонічна структура ієрархічної розподіленої системи керування автономними мобільними роботами

В статье рассматривается проблема управления искусственными интеллектуальными системами, которые способны в автономном режиме решать поставленные задачи даже при неполном наборе начальных данных. Описывается оригинальная иерархическая распределённая система управления, функциональные блоки которой выполнены на основе гетероассоциативных искусственных нейронных сетей.
Ключевые слова: интеллектуальные системы управления, иерархия целей, распределённые вычисления, гетероассоциативные нейронные сети.

The problem of modeling of the artificial intelligence systems capable to arrive at goals in an autonomous mode with scarcity of the initial data is considered. The original hierarchical distributed control system in which functional blocks are developed on the basis of hetero-associative neural networks is described.
Key words: intelligent control systems, hierarchy of goals, distributed computing, hetero-associative neural networks.

В статті розглядається проблема керування штучними інтелектуальними системами, які здатні в автономному режимі розв'язувати поставлені задачі навіть при неповному наборі початкових даних. Описується оригінальної ієрархічної розподіленої системи керування, функціональні блоки якої виконані на основі гетероасоціативних штучних нейтронних мереж.
Ключові слова: інтелектуальні системи керування, ієрархія цілей, розподілені обчислення, гетероасоціативні нейроні мережі.

Введение

Одной из главных тенденций развития исследований и разработок в области искусственных интеллектуальных систем является проблема обеспечения их полной либо частичной (с привлечением человека в контур управления) автономности. Одной из характерных задач для автономных мобильных роботов является ограниченный по времени и запасу энергии процесс поиска в неизвестной местности искомого объекта

и возвращение в точку старта вместе с ним либо с некоторой информацией о нем. Как правило, искомый объект описан неполными, а в некоторых случаях даже противоречивыми начальными данными.

Несмотря на свою сложность, описанная задача поиска объектов в неизвестной среде в естественной природе является типичной и имеет массу наглядных примеров своего успешного решения. Поэтому одним из перспективных методов управления интеллектуальными автономными системами считается построение бионических моделей систем управления (СУ). В данном подходе большое внимание уделяется изучению фундаментальных принципов функционирования естественных систем управления, определяющих поведение всего организма, и механизмов их эволюции, а не отдельные аспекты его проявления.

Среди первых отечественных исследований в этом направлении были: разработка транспортной тележки ТАИР (транспортный автономный интегральный робот), основанной на использовании М-автоматов Н.М. Амосова [1]; моделирование процессов поведения в программе «Животное» М.М. Бонгарда [2]; моделирование индивидуального развития, обучения и эволюции организма с помощью теории функциональных систем П.К. Анохина [3]; создание модели целесообразного поведения «Гиромат» Д.А. Поспелова [4]. В настоящее время на основе указанных работ, а также последних нейрофизиологических данных активно разрабатываются схемы управления адаптивного поведения аниматов – искусственных моделей, поведение которых следует принципам поведения живых организмов. Параллельно, в отделе имитационных систем Института системного программирования РАН под руководством А.А. Жданова на основе собственной концептуальной модели нервной системы разрабатывается универсальный метод «Автономного адаптивного управления» [5], который уже сегодня находит практическое применение.

Несмотря на то, что указанные системы бионического управления показывают довольно успешные результаты компьютерного моделирования и реальных испытаний, в каждой из них присутствуют свои недостатки, которые можно отнести скорей к способам их реализации, чем принципам функционирования. Одним из главных недостатков является отсутствие единой масштабируемой «информационно-вычислительной» среды, на основе которой, как из кирпичиков, можно было бы проектировать бионические СУ. Также не всегда достаточное внимание уделяется иерархии механизмов достижения целей, которая сформировалась в естественных СУ эволюционным путём.

Целью данной работы является разработка оригинальной иерархической распределённой системы управления для целенаправленного движения автономного мобильного робота в заранее неизвестной местности, функциональные блоки которой реализованы на основе единой структуры гетероассоциативных искусственных нейронных сетей.

Реализация поведения в модели «организм − среда»

Чтобы представить современный уровень понимания принципов работы бионических СУ, рассмотрим несколько примеров их реализаций, предназначенных для управления автономными мобильными робототехническими аппаратами [5], [6]. Все указанные бионические модели в той или иной степени основаны на аналогии с управляющими системами живых организмов − их нервных систем, реализующих принципы адаптивного распознавания входной информации и универсальные поисковые алгоритмы соответствующего реагирования.

Как правило, в подобных моделях аналитическая модель объекта управления (ОУ) априори неизвестна. Необходимые знания добываются бионической СУ эмпирически, в процессе взаимодействия со средой и самим ОУ [4-7]. Таким образом, приспособление организма к среде достигается не только путём соответствия своего строения к условиям функционирования, но и в результате способности к извлечению информации об особенностях среды, что выступает как своеобразный аналог ее познания [8].

Для того чтобы анализировать поведение каких-либо объектов воспользуемся определением следующих понятий [4]:

− *объект управления* − искусственный организм (далее просто организм), поведение которого рассматривается; причём, обладая существенной динамичностью и изменяясь под действием среды, он должен сохранять некоторые связи между своими составными частями, позволяющими рассматривать его как одну целостную систему;

− *среда* − часть реального мира, которая в той или мере может воздействовать на объект и подвергаться существенным воздействиям с его стороны;

− *взаимодействие среды и объекта* − процесс взаимного влияния и изменения;

− *наблюдатель* − лицо, с определённой целью изучающее взаимные связи между первыми тремя понятиями (далее оператор).

Следует подчеркнуть, что в процессе своего взаимодействия ОУ и среда обмениваются между собой как энергией, так и информацией, причём последний компонент отражает особенности организации указанного взаимодействия.

Также следует уделить внимание такому немаловажному понятию как внутренняя среда, которая определяет состояние самого ОУ и может влиять на его поведение. Наиболее полно указанная модель «организм – среда» описана в работе [5], в которой явно прослеживается дифференциация между ОУ (роботом), его СУ, средой функционирования и заинтересованным лицом (оператором).

В процессе реализации своего целенаправленного поведения не только ОУ подвергается воздействию среды, но и сам воздействует на неё. Поэтому процесс поведения, в который вовлечены исследуемый объект и его среда функционирования, всегда являются сложной динамической системой. Отсюда следует, что в процессе обучения СУ даже небольшое отклонение внешних условий в ту или иную сторону может изменить эволюцию её развития, а следственно и структуру самой СУ.

В монографии [5] описана модель распределённой СУ мобильным роботом, в которой для достижения внутренних целей реализуется цикл управляемого взаимодействия $h_j \to d_j \to i_j \to a_j \to h_{j+1} \to \ldots$, где h − воздействие эффекторов робота на внешнюю среду, d − реакция внешней среды, i − процесс преобразования входных сигналов от внешней и внутренней сред в информационные входные сигналы для СУ, a − информационный процесс в СУ, а j − шаг модельного времени.

Данная модель позволяет выводить на основе анализа накопленных СУ статистических данных прогнозируемые оценки каждого из возможных действий робота и выбирать из них единственное, наиболее оптимальное с точки зрения критериев априори заложенных целевых функций. Таким образом, внешняя среда является не только условием развития (обучения) ОУ, но и его существенным компонентом [8].

Три эволюционных типа поведения организма

Основное назначение мозга – центра нервной системы – заключается в обеспечении выживания высокоорганизованных организмов в сложной среде. Поэтому высшие функции мозга являются лишь надстройкой над остальными более простыми, но весьма важными, его функциями [8], [9].

Одной из главных особенностей нервной системы живых организмов, позволяющей им приспосабливаться к изменениям среды, является выработка новых форм реагирования на внешние и внутренние воздействия [9]. Такие формы поведения, основная цель которых заключается в приобретении новой информации, называются обучением [4]. Эту способность можно определить как совокупность процессов, обеспечивающих выработку и закрепление форм реагирования, адекватных физиологическим, биологическим и социальным потребностям организма.

Выделяют три различные группы способов организации поведения: реактивное, оперантное и когнитивное, при которых организм взаимодействует со средой по-разному [9]. Под *реактивным* поведением подразумевается пассивное взаимодействие, когда организм на длительный или короткий промежуток времени запоминает свои индивидуальные реакции на определённые стимулы, при котором происходит трансформация нейронных цепей и формирование новых следов памяти. Среди разновидностей реактивного поведения обычно выделяют безусловные и условные рефлексы.

Оперантное (экстремальное) поведение представляет собой закрепление таких действий, последствия которых для организма желательны, и отказ от тех действий, которые приводят к нежелательным последствиям. Различают три разновидности этого обучения: метод проб и ошибок, формирование автоматизированных реакций (последовательности простейших действий) и подражание [4].

Когнитивное поведение в эволюционном отношении является наиболее поздним и наиболее эффективным типом обучения. В полном объеме такое поведение присуще только людям, хотя какие-то его эволюционные предшественники или отдельные элементы наблюдаются и у высших животных [7], [9]. Если такое поведение присуще искусственным системам, то оно называется интеллектуальным.

В следующей оригинальной работе [6] описывается схема целенаправленного поведения мобильного робота, наделённого иерархической системой начальных целевых функций, а также набором безусловных рефлексов (реализующиеся независимо от доминирующей цели), которая позволяет достигать условия самосохранения и предназначения робота. Целенаправленное поведение робота в указанной схеме обеспечивается благодаря наличию трех контуров управления: безусловного, поискового и информационного, которые используют все три приведённые выше способа обучения.

Безусловное управление предназначено для того, чтобы такие существенные переменные ОУ, как напряжение и сила тока в движителях, максимально допустимая скорость движения, а также расстояния до внешних преград, не выходили за критические значения. Поисковое, или экстремальное, управление с помощью случайных или направленных опытом действий стремится минимизировать целевые функции организма. Причём в СУ запоминаются только наиболее удачные попытки. Такой вид обучения ещё известен как метод обучения с подкреплением. Однако с точки зрения формирования интеллекта, наибольший интерес представляет информационный контур, реализованный на основе нейросетевых архитектур. Подобные интеллектуальные контуры называются стратегическими, они предназначены для прогнозирования изменений ситуаций на несколько шагов вперёд.

Проблема дообучения в нейросетевых классификаторах

Функции распознавания – фундаментальное свойство живой природы, которое можно обнаружить, начиная от молекулярного и клеточного уровня и заканчивая

высшими психическими функциями. Распознавание образов различной природы (тактильные, слуховые, зрительные и т.д.) для СУ живых организмов представляет собой сложный процесс, чаще всего не поддающийся алгоритмизации.

Однако, несмотря на полноту и универсальность базиса классических нейросетевых архитектур, которые хорошо справляются с типовыми задачами классификации, в подобных задачах как реализация алгоритмов управления автономными роботами их часто подвергают критике [5], [6]. Во-первых, это связано с тем, что они не являются СУ в полном смысле слова, а лишь имитируют систему распознавания. Другими словами, функция «вход-выход» ищется от одних переменных, а значения целевой функции системы задаются на других переменных. Во-вторых, большинство классических алгоритмов обучения типа обратного распространения ошибки работают только в супервизорном режиме (несамообучаемы). А в-третьих, большинство искусственных нейронных сетей не способны работать в режиме дообучения, т.е. в процессе добавления к обученной сети нового образа он уничтожает или изменяет результаты предшествующего обучения.

В некоторых случаях процесс затирания старой информации является несущественным. Если набор обучающих векторов фиксирован, то процесс обучения многослойного персептрона по методу обратного распространения ошибки заключается в многократном циклическом предъявлении обучающей выборки. В итоге он способен запомнить весь пакет обучающей информации. Однако попытки дообучения персептрона новым образам приводят к модификации синаптических связей с неконтролируемым разрушением структуры памяти о предыдущих образах. Таким образом, классический персептрон не способен к запоминанию новой информации и для такой сети требуется полное переобучение [10].

В указанных выше работах [5], [6] предложены оригинальные архитектуры самообучаемых нейроподобных управляющих элементов, способных в потоке сенсорных данных выделять неслучайные последовательности – образы, отражающие пространственно-временные явления и процессы в системе «объект управления – внешняя среда». Однако предложенные топологии нейроподобных сетей обладают своими недостатками, главным из которых является отсутствие чёткой процедуры построения универсальной СУ. Действующие приложения собираются из отдельных нейронов эвристически, так как отдельному нейрону соответствует отдельный образ. Поэтому в работе [5] сети являются семантическими, а адаптивность достигается благодаря избыточности числа нейронов, соответствующих множеству пробных образов.

Структура предлагаемой системы управления

Для преодоления указанных выше проблем в статье [10] автором был предложен нейросетевой классификатор, состоящей из двухслойной ассоциативной нейроподобной сети, которая способна дообучаться в процессе функционирования. Отличительной особенностью описываемой сети является обучение с учителем на начальном этапе (запись безусловных рефлексов) и наличие ассоциативного поиска сохраненных образов в долговременной памяти без перебора известных эталонов. В дальнейших работах автором была предложена архитектура и метод функционирования гетероассоциативной сети, которая способна записывать, считывать и обрабатывать сенсорную информацию [11], включая ее использование для позиционного управления манипулятором [12]. Благодаря своим уникальным свойствам предложенная архитектура может рассматриваться как основа для реализации универсальной среды распознавания образов и принятия решений.

В данной работе предлагается оригинальная нейросетевая структура иерархического управления с распределённой обработкой информации, которая в той или иной степени может имитировать работу естественных СУ (рис. 1), обладающих такими характерными свойствами как:

1) *восприятие* информации из внешней и внутренней среды;

2) *активность*, способность к деятельности;

3) *автономность* – относительная независимость от окружающей среды в процессе достижения собственных целей, достигаемая при наличии достаточного (но ограниченного) ресурсного обеспечения;

4) *целенаправленность* – наличие собственных источников мотивации;

5) *адаптивность* – способность оперативно приспосабливаться при смене целей или факторов среды.

Опираясь на методологию общей теории поведения естественных и искусственных систем Д.А. Поспелова [4] и метод автономного адаптивного управления А.А. Жданова [5], предложенная СУ состоит из распределенных блоков процессор и память (закрашенные блоки), а также блока оператор, причём первые два находятся на борту ОУ. Как правило, оператор взаимодействует с СУ только до начала функционирования (во время ввода целевых указаний и необходимых начальных данных), либо в критических ситуациях. СУ получает информацию от внешней и внутренней сред посредством рецепторов (Р) и воздействует на первую с помощью эффекторов (Э).

Из рис. 1 видно, что процессор и память, наподобие естественных СУ имеют распределённую структуру. Одной из самых важных частей процессора является блок предобработки данных − предпроцессор, представленный блоком формирования и распознавания образов (ФРО), в котором из поступающих данных извлекается необходимая другим блокам информация. Аналогию с данным способом можно найти и у многих живых организмов, у которых в зрительном тракте производится значительная часть визуальной обработки. Сам процессор представлен блоком принятия решений (ПР), контролирующим иерархию выполнения подцелей, и блоком эмоций и мотивации (ЭМ), который отвечает за когнитивные функции СУ.

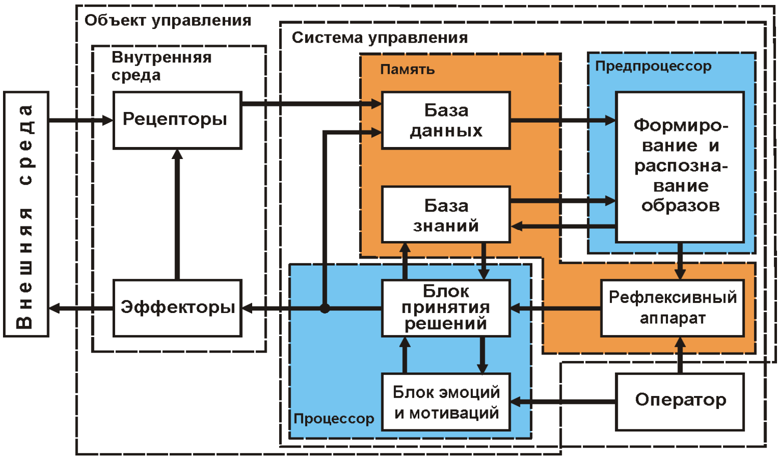


Рисунок 1 − Структура предлагаемой бионической системы управления

Распределенная память представлена базой данных (БД), базой знаний (БЗ) и блоком рефлексивного аппарата (РА). БД не только собирает и передаёт сенсорные данные в ФРО, но также ведёт их регистрацию (параллельно записывая управляющие сигналы для Э), чтобы после выполнения роботом задания оператор мог провести полный анализ принятых СУ решений.

Таким образом, в предлагаемой бионической СУ реализуются все три описанных выше типа поведения:

1. $Р \rightarrow ФРО \rightarrow РА \rightarrow ПР \rightarrow Э$ – реактивный;
2. $Р \rightarrow ФРО \rightarrow БЗ \Leftrightarrow ПР \rightarrow Э$ – экстремальный;
3. $Р \rightarrow ФРО \rightarrow БЗ \Leftrightarrow ЭМ \rightarrow ПР \rightarrow Э$ – когнитивный.

Знак «$\Leftrightarrow$» указывает на процесс двунаправленного обмена информацией, который во 2-м контуре возникает благодаря наличию обратной связи корректировки памяти – процесс дообучения [10], а в 3-ем − в результате наличия итерационного способа извлечения информации из БЗ [11].

Безусловные и условные рефлексы, задействованные в первом контуре предложенной СУ, реализованы в блоке РА в виде двух различных нейроподобных гетероассоциативных сетей, которые при поступлении определённого стимула вызывают строго фиксированную последовательность реакций [12]. Однако если безусловные рефлексы записываются оператором в сеть до начала функционирования роботизированного аппарата, то условные, обеспечивающие индивидуальную систему приспособления ОУ к небольшим изменениям среды, должны запоминаться с помощью процессов самоорганизации (обучение без учителя) − в процессе периодических внешних воздействий на ОУ. Причём, если синаптические связи первой сети содержат информацию о критических значениях показателей энергетической и транспортной систем и должны быть строго фиксированы, то у второй – синаптические связи должны обладать способностью к запоминанию результатов обучения только на конечное время. Причём если сигналы на выходе сети безусловных рефлексов являются пассивными, то сигналы от сети условных рефлексов являются активными, т.е. они непосредственно влияют на характер работы Э.

Второй контур (экстремальное управление) предназначен для реализации более сложного типа поведения ОУ, который способен не только распознавать ранее обученные ситуации и реагировать на них соответствующими действиями Э, но также идентифицировать и запоминать новые. Наиболее ответственным звеном в данном контуре является БЗ, реализованная на основе системы классификаторов, которые можно рассматривать как специальный случай теории обучения с подкреплением [10]. В качестве прототипа был взят адаптивный нейросетевой классификатор, который благодаря наличию гетероассоциативного механизма позволяет быстро извлекать из памяти эталонные образы и обрабатывать входную информацию [11], [12].

Третий (когнитивный) контур управления предназначен для отображения закономерностей реального мира в виде неформального опыта с целью достижения целей, поставленные оператором и необходимые для самосохранения самого робота [6], [10]. Когнитивный контур управления предназначен для решения таких ответственных задач, как декомпозиция целевых требований на подзадачи− *мотивация*, прогнозирование и оценка состояний внешней и внутренней сред − *эмоциональная окраска*, и разработка алгоритмов принятия решений − *проектирование*.

Декомпозицию целевых требований можно рассматривать как процесс кластеризации набора элементарных действий, необходимых для достижения эффекторами конечных состояний, которые указаны в мотивациях. Как положительные, так и отрицательные эмоции, определяющие величину побуждения к достижению целей, возникают в процессе рассогласования между прогнозируемыми и действительными состояниями ОУ [7]. В отличие от двух предшествующих тактических контуров управления (реактивного и экстремального), третий является стратегическим. Поэтому процесс проектирования всегда сопряжен с выбором оптимального по определенным критериям решения из нескольких альтернативных.

Для решения всех трех задач когнитивного контура в БЗ требуется наличие уже готовых, апробированных, образов-шаблонов, которые, по-видимому, должны иметь большую размерность. В связи с этим, данные шаблоны предлагается записывать в БЗ путем обучения в виде ассоциативных последовательностей [10-12].

В каждом из трёх приведённых контуров управления блок Э получает управляющие команды от блока ПР, что ещё раз подчёркивает его селективную функцию. Таким образом, предложенная бионическая СУ обладает всеми необходимыми средствами для оперативного реагирования на различные внешние стимулы, а также для достижения некоторых системных целей. Для этого в блоках распределённой памяти хранится не просто набор некоторых целей, а строго иерархическая система целей и подцелей [12].

Выводы

Предложена структура бионической системы управления, предназначенная для управления автономными мобильными роботами, которая обладает наиболее важными свойствами (распределенность и подчиненность вычислений) и функциями (автономность, целенаправленность и адаптивность) естественных СУ. С одной стороны, данная система имеет строгую иерархическую структуру, состоящую из трёх контуров управления: реактивного, экстремального и когнитивного. С другой стороны, все вычисления производятся параллельно и распределено в соответствующих функциональных блоках, реализованных с помощью гетероассоциативных нейроподобных сетей. Данный подход позволяет рассматривать предложенную систему управления как универсальную масштабируемую нейросетевую вычислительную среду, состоящую из идентичных многофункциональных элементов.

Литература

1. Автоматы и разумное поведение / Н.М. Амосов, А.М. Касаткин, Л.М. Касаткина, С.А. Талаев. − Киев : Навукова думка, 1973. – 375 с.
2. Бонгард М.М. Проект модели организации поведения «Животное» / М.М. Бонгард, И.С. Лосев, М.С. Смирнов // Моделирование обучения и поведения. – М. : Наука, 1975. – С. 152-171.
3. Анохин П.К. Очерки по физиологии функциональных систем / П.К. Анохин. – М. : Медицина, 1975. – 477 с.
4. Гаазе-Рапопорт М. Г. От амебы до робота: модели поведения / М.Г. Гаазе-Рапопорт, Д.А. Поспелов. – М. : Наука, 1987. – 288 с.
5. Жданов А.А. Автономный искусственный интеллект / А.А. Жданов.− 2-е изд. − М. : БИНОМ, 2009. − 359 с.
6. Самарин А.И. Модель адаптивного поведения мобильного робота, реализованная с использованием идей самоорганизации нейронных структур / А.И. Самарин // IV Всероссийская научно- техническая конференция «Нейроинформатика-2002» : Мат-лы дискуссии "Проблемы интеллектуального управления – общесистемные, эволюционные и нейросетевые аспекты". – М.: МИФИ, 2003. – С. 106-120.
7. Симонов П. В. Эмоциональный мозг / П.В. Симонов. − М. : Наука, 1981. − 140 с.
8. Камшилов М. М. Эволюция биосферы / М.М. Камшилов. − М. : Наука, 1979. − 256 с.
9. Психология: учебник / под общ. ред. А.А. Крылова. – М. : Проспект, 2007. – 752 с.
10. Прокопович Г. А. Нейросетевой блок памяти для адаптивной работы сложных технических систем в динамической среде / Г.А. Прокопович // Информатика. – 2010. – № 2(26). – С. 54-65.
11. Прокопович Г. А. Применение гетероассоциативных нейронных сетей для записи и восстановления информации / Г.А. Прокопович // Информатика. – 2012. – № 2(34). – С. 38-49.
12. Прокопович Г. А. Модель нейросетевой ассоциативной памяти для управления манипулятором / Г.А. Прокопович // Информатика. – 2012. – № 3(35). – С. 16-25.

Literatura

1. Avtomaty i razumnoe povedenie. Kiev : Navukova dumka, 1973. 375 s.
2. Bongard M.M. Proekt modeli organizacii povedenija «Zhivotnoe». M. : Nauka, 1975. S. 152-171.
3. Anohin P.K. Ocherki po fiziologii funkcional'nyh sistem. M.: Medicina, 1975. 477 s.
4. Gaaze-Rapoport M.G. Ot ameby do robota: modeli povedenija. M. : Nauka, 1987. 288 s.
5. Zhdanov A.A. Avtonomnyj iskusstvennyj intellekt. M. : BINOM, 2009. 359 s.
6. Samarin A.I. Model' adaptivnogo povedenija mobil'nogo robota, realizovannaja s ispol'zovaniem idej samoorganizacii nejronnyh struktur. "Nejroinformatika-2002". M.: MIFI, 2003. – S. 106-120.
7. Simonov P.V. Jemocional'nyj mozg. M. : Nauka, 1981. 140 s.
8. Kamshilov M. M. Jevoljucija biosfery. M. : Nauka, 1979. 256 s.
9. Psihologija: uchebnik. M. : Prospekt, 2007. 752 c.
10. Prakapovich R.A. Informatika. 2010. №2. S. 54-65.
11. Prakapovich R.A. Informatika. 2012. №2. S. 38-49.
12. Prakapovich R.A. Informatika. 2012. №3. S. 16-25.

RESUME

R.A. Prakapovich

Bionic Architecture of the Hierarchical Distributed Control System for Autonomous Mobile Robots

The problem of robot control in the dynamic environment with a priori unknown properties is considered in the paper. To apply of the biologically-based methods to adaptive sensitive information recognition and the universal search algorithms for corresponding response it is proposed. The missing environment data is extracted in the course of the functioning of similar systems.

On the basis of the analysis of modern representations about functioning of living control systems the original control system of the robots which functional blocks consist of hetero-associative neural networks is offered. The offered system consists of hierarchy of two tactical control loops − reaction and extremal, and also one strategic − cognitive which represent evolutionary stages of evolution of the living control systems.

Like biological analogs, in the offered system the distributed calculations are realized, and processor and memory units are conditional. The memory block is conditionally divided into a database, the knowledge base and the reflective apparatus containing standard patterns of unconditional and conditioned reflexes. The processing block is conditionally divided into the composition and pattern recognition unit, the unit of emotions and motivations, and also the decision-making unit. The given method allows considering the offered control system as universal and scalable neuronet computing environment consisting of identical units which, depending on appointment, carry out various functions.

Статья поступила в редакцию 01.10.2012.